



FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES

**Análisis de la experiencia del cliente en Uber: un
estudio a partir de reseñas online y análisis de
sentimiento**

Nicolás Guevara Sada

5º E3 – Analytics

Área de Marketing

Madrid

Abril 2026

Índice

1. INTRODUCCIÓN	5
1.1 Contexto	5
1.2 Objetivos del estudio	5
1.3 Metodología.....	6
2. MARCO TEÓRICO	8
2.1 <i>Customer journey</i> , satisfacción y fidelidad.....	8
2.2 Valor de la plataforma digital y de las reseñas online.....	12
3. UBER COMO CASO DE ESTUDIO	16
3.1 Modelo de negocio de Uber.....	16
3.2 <i>Customer journey</i> de Uber	18
4. ANÁLISIS DE SENTIMIENTO	20
4.1 Dataset y preparación de los datos.....	20
4.2 Análisis de sentimiento general	22
4.3 Identificación de los principales temas de experiencia.....	24
4.4 Relación entre temas, sentimiento y valoración del usuario.....	30
4.4.1 Apertura de la app y búsqueda del trayecto.....	32
4.4.2 Trayecto o consumo del servicio principal.....	33
4.4.3 Espera y recogida	34
4.4.4 Reserva y asignación del conductor	34
5. INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS	35
6. CONCLUSIONES	39
7. ANEXO: Códigos	42
7.1 Análisis de sentimiento general	42
7.2 Identificación de los principales temas de experiencia.....	44
7.3 Relación entre temas, sentimiento y valoración del usuario.....	46
8. BIBLIOGRAFÍA	50

Índice de ilustraciones

Ilustración 1: Distribución de rating y sentimiento general.....	22
Ilustración 2: Distribución de sentimiento por rating	23
Ilustración 3: Frecuencia de reviews por fase del journey	26
Ilustración 4: Distribución de sentimiento por fase del journey	28
Ilustración 5: Rating medio por fase del journey	28
Ilustración 6: Distribución de drivers positivos o negativos por fase	31
Ilustración 7: Nubes de palabras positiva y negativa de la fase 1	32
Ilustración 8: Nubes de palabras positiva y negativa de la fase 5	33
Ilustración 9: Nubes de palabras positiva y negativa de la fase 4	34
Ilustración 10: Nubes de palabras positiva y negativa de la fase 3	34

Resumen

Este Trabajo de Fin de Grado analiza qué factores influyen en la experiencia del cliente en Uber y cómo se relacionan con la satisfacción, la fidelidad y la preferencia por la plataforma. Para ello, se combina un marco teórico sobre *customer journey*, satisfacción, lealtad y valor de las reseñas online con un análisis empírico de 11.857 reseñas de usuarios extraídas de Google Play Store. A través de técnicas de análisis de sentimiento y de identificación temática, el estudio permite observar no solo el tono general de las valoraciones, sino también los momentos del recorrido del cliente que generan mayor satisfacción o mayor fricción. Los resultados muestran una percepción global mayoritariamente positiva de Uber, aunque con diferencias claras entre fases del *customer journey*. Asimismo, el trabajo pone de relieve la utilidad de las reseñas online como fuente de información para comprender y mejorar la experiencia de cliente en plataformas digitales.

Palabras clave

Uber; experiencia del cliente; *customer journey*; satisfacción; fidelidad; análisis de sentimiento

Abstract

This Final Degree Project examines the factors that shape customer experience in Uber and how they relate to satisfaction, loyalty, and platform preference. To do so, it combines a theoretical framework on customer journey, satisfaction, loyalty, and the value of online reviews with an empirical analysis of 11,857 user reviews collected from Google Play Store. Through sentiment analysis and thematic identification techniques, the study makes it possible to observe not only the overall tone of user evaluations, but also the specific stages of the customer journey that generate higher satisfaction or greater friction. The findings show that Uber is generally perceived positively, although customer evaluations vary significantly across journey stages. Overall, the study highlights the value of online reviews as a useful source of information for understanding and improving customer experience in digital platforms.

Key words

Uber; customer experience; customer journey; satisfaction; loyalty; sentiment analysis

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Contexto

En los últimos años, la digitalización ha cambiado de forma muy clara la manera en que consumimos, nos desplazamos y nos relacionamos con las empresas. Muchas actividades que antes dependían de canales tradicionales hoy se gestionan a través de plataformas digitales capaces de conectar la oferta y la demanda de forma inmediata. En ese contexto surgen modelos de negocio como Uber, que no solo ofrecen un servicio de transporte, sino que organizan toda la experiencia del cliente a través de una aplicación y un servicio físico. Esto hace que el valor percibido por el cliente no dependa únicamente del resultado final del trayecto, sino también de cómo funciona la plataforma.

Este cambio también afecta al marketing, porque modifica la relación entre empresa y consumidor. La experiencia del cliente deja de construirse en un único momento y pasa a formarse a lo largo de varias interacciones: la búsqueda del servicio, la consulta del precio, la espera, el trayecto, el pago y la valoración posterior. Al mismo tiempo, entran en juego factores que en otros modelos tenían menos peso. Estudiar Uber resulta útil para analizar cómo la digitalización está transformando la experiencia del consumidor y qué nuevos elementos condicionan la satisfacción, la fidelidad y la preferencia por una marca en entornos cada vez más mediados por la tecnología.

1.2 Objetivos del estudio

Este Trabajo de Fin de Grado tiene como objetivo general analizar qué factores influyen en la experiencia del cliente en Uber y cómo se relacionan con variables como la satisfacción, la fidelidad y la preferencia por la plataforma. Partiendo de la idea de que la experiencia del usuario en Uber no depende únicamente del trayecto realizado, sino también de la interacción con la aplicación, se realizará un análisis de las reseñas publicadas por los clientes para identificar estos factores. Desde esta perspectiva, el trabajo combina una base teórica con un análisis empírico de reseñas reales, con la intención de comprender mejor cómo se construye la percepción del cliente en una plataforma digital de movilidad.

A partir de ese planteamiento general, los objetivos específicos del trabajo son los siguientes:

1. Definir un marco teórico sobre *customer journey*, satisfacción, fidelidad y valor de las reseñas online en entornos digitales.
2. Identificar factores del caso concreto que determinan la experiencia del cliente.
3. Establecer la relación con satisfacción, fidelidad y preferencia.

1.3 Metodología

Para desarrollar este trabajo se ha seguido una metodología mixta, en la que se combinan una revisión teórica y explicación de los conceptos relevantes con un análisis aplicado sobre opiniones reales de usuarios de Uber. Este planteamiento permite, por un lado, construir una base conceptual sólida sobre la experiencia de cliente, la satisfacción, la fidelidad y el papel de las plataformas digitales en la relación con el consumidor y, por otro, contrastar esas ideas con evidencia extraída directamente de las reseñas publicadas por los propios usuarios.

En una primera fase se llevó a cabo la búsqueda y selección de fuentes académicas para elaborar el marco teórico. Para ello se recurrió a artículos científicos y trabajos especializados centrados en *customer journey*, *customer experience*, satisfacción, lealtad, adopción tecnológica, plataformas digitales y valor de las reseñas online. El criterio de selección no fue únicamente la afinidad temática, sino también la utilidad real de cada fuente para el objeto del estudio. Se buscó, por tanto, un equilibrio entre trabajos de carácter más general, que permiten definir los conceptos principales, y estudios más próximos al entorno digital y al caso de Uber, que ayudan a trasladar esas ideas al sector de la movilidad bajo demanda. A partir de esta revisión, se construyó un marco teórico orientado no solo a resumir la teoría existente relacionada con el *customer journey*, sino también a identificar qué variables podían resultar más relevantes para interpretar después las opiniones de los usuarios.

En una segunda fase se desarrolló la parte empírica del trabajo a partir de una base de datos obtenida en Kaggle, compuesta por aproximadamente 12.000 reseñas de usuarios de Uber. Al tratarse de un conjunto de datos en bruto, fue necesario realizar previamente

un proceso de depuración y preparación para garantizar que el análisis posterior tuviera una base mínimamente consistente. En esta etapa se revisó la estructura del dataset, se eliminaron registros irrelevantes o problemáticos y se normalizó el contenido textual para facilitar su tratamiento. Este tipo de limpieza resulta especialmente necesaria en bases de datos formadas por opiniones escritas libremente por los usuarios, ya que suelen aparecer repeticiones, vacíos, signos innecesarios o formatos poco homogéneos que, si no se corrigen, pueden distorsionar la lectura de los resultados.

Una vez preparado el dataset, se procedió al análisis de sentimiento de las reseñas mediante Python, utilizando la herramienta VADER (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner*), especialmente adecuada para trabajar con textos breves como las *reviews* online. A partir del valor *compound* calculado por el modelo, cada comentario fue clasificado como positivo, negativo o neutro según los umbrales habituales de esta herramienta. Sin embargo, el interés de esta fase no se limitaba a asignar una polaridad general a cada reseña. Lo que se buscaba era utilizar esa clasificación como punto de partida para detectar qué aspectos del servicio aparecían asociados con valoraciones favorables o desfavorables.

Sobre esa base, el análisis se complementó con un tratamiento temático del contenido de las *reviews*. Mediante un sistema de palabras clave vinculadas a distintas fases del *customer journey* de Uber, fue posible relacionar el sentimiento de cada comentario con momentos concretos de la experiencia, como la apertura de la app, la asignación del conductor, la espera, el trayecto o el cierre del servicio. De este modo, interesaba menos la polaridad aislada de cada comentario que la posibilidad de identificar patrones recurrentes dentro de la experiencia del cliente. A partir de ahí, se extrajeron *insights* relacionados con factores como la facilidad de uso de la aplicación, la fiabilidad del servicio, el precio, los tiempos de espera, la actuación del conductor o la percepción general de la experiencia con la plataforma. Aunque este tipo de análisis no permite captar todos los matices del comportamiento del consumidor, sí ofrece una aproximación bastante útil para observar qué elementos generan satisfacción, frustración o intención de seguir utilizando el servicio.

Por último, los hallazgos obtenidos en la parte analítica se conectaron con el marco teórico y con la realidad empresarial de Uber como objeto de estudio. Así, la elaboración de las conclusiones no se planteó como un simple resumen de resultados, sino como una

interpretación conjunta de la evidencia académica y empírica. Esto permite valorar hasta qué punto las reseñas online pueden servir como fuente válida para comprender la experiencia del cliente en plataformas digitales y, al mismo tiempo, extraer implicaciones de marketing aplicables al caso de Uber en relación con la satisfacción, la fidelidad y la preferencia frente a otras alternativas del mercado.

2. MARCO TEÓRICO

2.1 *Customer journey*, satisfacción y fidelidad

Para este trabajo, los conceptos de *customer journey*, satisfacción y fidelidad no funcionan solo como un marco teórico general, sino como la base desde la que puede interpretarse el caso de Uber. Analizar reseñas de usuarios sin una idea previa de cómo se forma la experiencia del cliente dejaría el estudio en una simple clasificación de opiniones positivas y negativas. En cambio, cuando se entiende que la relación entre cliente y empresa se construye a través de múltiples puntos de contacto, lo que aparece en las *reviews* empieza a tener más sentido. Una queja por el tiempo de espera, por el precio dinámico o por el funcionamiento de la app no describe hechos aislados, sino fricciones dentro de un recorrido más amplio. Es por esto que autores como Lemon y Verhoef sostienen que la experiencia del cliente ha ganado peso porque hoy los consumidores interactúan con las empresas a través de numerosos *touch points*, en distintos canales y medios, lo que hace que los recorridos de compra sean más complejos y más difíciles de gestionar por parte de la empresa¹.

Desde esa perspectiva, el *customer journey* puede entenderse como el proceso que sigue el cliente en su relación con una marca antes, durante y después de la compra o del uso del servicio. La experiencia del cliente debe concebirse de forma holística y multidimensional, incorporando respuestas cognitivas, emocionales, sensoriales, sociales y conductuales. Verhoef confirma que la *customer experience* tiene un carácter holístico y que comprende respuestas cognitivas, afectivas, emocionales, sociales y físicas, además de abarcar la experiencia total del cliente, incluyendo la búsqueda, la compra, el consumo

¹ Cfr. Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. (2016). Understanding customer experience throughout the *customer journey*. *Journal of Marketing*, 80(6), pp. 69–70.

y la fase posterior a la venta². En el contexto de Uber esta idea resulta especialmente útil, porque el servicio depende de una secuencia continua de interacciones. Comienza con la necesidad de desplazarse, seguido de la apertura de la aplicación, la consulta del precio, la espera, el trayecto y finalmente el pago y la valoración posterior. Si se pierde de vista esa continuidad, sería fácil reducir la experiencia del cliente a un solo momento, cuando en realidad una percepción negativa al final puede venir provocada por una fricción previa.

Esta lógica procesal aparece con más claridad cuando Lemon y Verhoef señalan que el *customer journey* debe analizarse observando cómo el cliente se mueve entre múltiples puntos de contacto desde la consideración y la búsqueda hasta la compra, el consumo y la futura recompra o interacción con la marca. Además, se pueden distinguir tres grandes fases: *prepurchase*, *purchase* y *postpurchase*, y subrayan que el proceso es iterativo y dinámico, porque incorpora experiencias previas y factores externos³. Esto sugiere que, en Uber, la satisfacción no depende solo del trayecto en sí. También cuentan elementos previos, como la facilidad para encontrar coche o la claridad del precio, y posteriores, como el recuerdo de seguridad, la percepción de justicia del cobro o la disposición a volver a usar la plataforma. En una empresa digital de movilidad, la experiencia está menos concentrada en un único acto de consumo y más repartida entre momentos distintos, algunos de ellos puramente tecnológicos.

A partir de ahí, la satisfacción puede entenderse como una evaluación que hace el cliente sobre la experiencia total vivida, aunque autores no la tratan de forma totalmente uniforme. Oliver la vinculó a la idea de *pleasurable fulfillment*, es decir, a la percepción de que el consumo satisface una necesidad o deseo de manera placentera⁴. En una línea parecida, Anderson y Srinivasan definen la *e-satisfaction* como el grado de contento del cliente respecto de su experiencia previa de compra con una firma electrónica, y añaden que, un cliente insatisfecho tenderá más fácilmente a buscar alternativas o a aceptar ofertas de la competencia⁵. Aquí hay que tener en cuenta que la satisfacción debe verse

² Cfr. Verhoef, P. C., Lemon, K. N., Parasuraman, A., Roggeveen, A., Tsiros, M., & Schlesinger, L. A. (2009). *Customer Experience Creation: Determinants, Dynamics and Management Strategies*. *Journal of Retailing*, 85(1), p. 32.

³ Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. (2016). Understanding customer experience throughout the *customer journey*. *Op. cit.* pp. 74-76.

⁴ Oliver, R. L. (1999). Whence consumer loyalty? *Journal of Marketing*, 63(Special Issue), p. 34.

⁵ Anderson, R. E., & Srinivasan, S. S. (2003). E-satisfaction and e-loyalty: A contingency framework. *Psychology & Marketing*, 20(2), p. 125.

como uno de los componentes de la experiencia del cliente, centrado sobre todo en su evaluación cognitiva, mientras que la experiencia del cliente es más amplia y rica que la mera satisfacción⁶. Esta distinción encaja bien con Uber, una *review* puede mostrar que un usuario quedó satisfecho con un trayecto concreto, pero la experiencia con la plataforma y la empresa tiene más variables; percepciones de confianza, facilidad de uso, control, rapidez o trato recibido.

En cuanto a la fidelidad, no basta con identificarla con la repetición de compra. Las primeras aproximaciones se centraban en el comportamiento repetido, pero ese criterio era insuficiente porque no distinguía entre una repetición genuina y otra puramente circunstancial, por eso proponen entender la *e-loyalty* como una actitud favorable hacia un negocio electrónico que desemboca en repetición de compra⁷. Oliver va todavía más lejos y define la lealtad como un compromiso profundo de recomprar o volver a patronizar un producto o servicio preferido de forma consistente en el futuro, aun cuando existan influencias situacionales y esfuerzos de marketing capaces de provocar el cambio, denominados obstáculos a la lealtad⁸. Esta definición es especialmente útil para un mercado como el de Uber, donde el consumidor suele tener otras alternativas a un solo clic. En plataformas de este tipo, repetir uso no siempre equivale a fidelidad en sentido estricto, a veces puede responder solo a disponibilidad momentánea, hábito o ausencia de una opción mejor en ese instante.

La relación entre satisfacción y fidelidad no es lineal ni automática. La satisfacción es un paso necesario en la formación de la lealtad, pero va perdiendo peso a medida que la lealtad se consolida a través de otros mecanismos, entre ellos la fortaleza personal del consumidor y los vínculos sociales⁹. Además, propone una evolución por fases — cognitiva, afectiva, conativa y de acción— que permite entender mejor por qué la satisfacción y fidelidad no son automáticos, y porque un cliente satisfecho puede no llegar nunca a convertirse en un cliente realmente fiel¹⁰. Para Uber esta idea resulta bastante razonable, ya que un usuario puede valorar positivamente varios trayectos y, aun así, cambiar de plataforma en cuanto perciba un mejor precio, una espera menor o una

⁶ Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. *Op. cit.* p. 74.

⁷ Anderson, R. E., & Srinivasan, S. S. *Op. cit.* pp. 124-125.

⁸ Oliver, R. L. *Op. cit.* p. 36.

⁹ *Ibid.* p. 33.

¹⁰ *Ibid.* pp. 35-36.

promoción más atractiva. En mercados digitales de baja fricción, la satisfacción parece más frágil como garantía de permanencia.

En el entorno digital se refuerza todavía más esa cautela. Aunque la *e-satisfaction* tiene un efecto positivo sobre la *e-loyalty*, la intensidad de esa relación depende de factores como la inercia, la motivación por conveniencia, el volumen de compra, la confianza y el valor percibido¹¹. Mostrando, además, que confianza y valor percibido son dos de las variables que más moderan el paso de satisfacción a lealtad¹². Con esto, podemos confirmar que la fidelidad de Uber no se decide solo por una experiencia agradable en términos emocionales, sino también por variables muy concretas del entorno digital; si la app resulta clara, si el servicio ahorra tiempo, si el precio parece razonable y si el usuario confía en la plataforma. El estudio sobre adopción de la aplicación de Uber va en esa dirección al mostrar que la ventaja relativa, la compatibilidad, la complejidad, la observabilidad y la influencia social afectan a la utilidad percibida y a la facilidad de uso percibida, y que ambas influyen después en la actitud y en la intención futura de uso¹³.

Por todo esto, en este trabajo tiene sentido estudiar juntos *customer journey*, satisfacción y fidelidad. El primero permite ordenar la experiencia del cliente en fases y contactos; la segunda ayuda a entender cómo evalúa el usuario esa experiencia; y la tercera obliga a preguntarse si una valoración positiva llega realmente a convertirse en preferencia estable por la plataforma. En Uber, donde buena parte de la relación con el cliente se canaliza a través de la tecnología móvil, la facilidad de uso y la utilidad percibida del servicio también condicionan esa transición entre una experiencia aceptable y una relación más duradera¹⁴. Por lo tanto, cuando más adelante analicemos las *reviews*, no interesará solo saber si el sentimiento es positivo o negativo. Interesará, sobre todo, detectar en qué parte del recorrido se genera la valoración del usuario y si esa valoración apunta a simple satisfacción puntual o a algo más cercano a la fidelidad.

¹¹ Anderson, R. E., & Srinivasan, S. S. *Op. cit.* pp. 125-127.

¹² *Ibid. Op. cit.* p. 132.

¹³ Min, S., So, K. K. F., & Jeong, M. (2018). Consumer adoption of the Uber mobile application: Insights from diffusion of innovation theory and technology acceptance model. *Journal of Travel & Tourism Marketing*. Advance online publication. p. 10.

¹⁴ *Cfr:* Li, Y. (2016). Empirical study of influential factors of online customers' repurchase intention. *iBusiness*, 8, p. 50.

2.2 Valor de la plataforma digital y de las reseñas online

Entender Uber como una empresa que presta un servicio de transporte se queda como una lectura algo corta, porque una parte relevante del valor que percibe el cliente no nace solo del desplazamiento físico, sino de la arquitectura digital que hace posible, organiza y controla ese desplazamiento. La lógica de plataforma modifica el objeto de la evaluación del consumidor. El usuario no juzga únicamente si el trayecto ha sido bueno o malo, sino también si la app ha funcionado con claridad, si la información era suficiente, si el pago ha resultado sencillo, si el tiempo estimado se ha cumplido y si el conjunto del proceso ha reducido incertidumbre. Por esto, afirmamos que el servicio de Uber se sitúa en un punto intermedio entre el transporte, la tecnología y la gestión de una experiencia digital coordinada.

Desde esta visión de plataforma, Uber no comercializa solo un trayecto, sino un sistema digital de acceso al trayecto. La aplicación se describe como una red online que conecta a conductores independientes y clientes, y se explica que esa conexión depende de funciones propias del smartphone como el acceso a Internet y la localización en tiempo real, que permiten coordinar la prestación del servicio de forma inmediata¹⁵. Esto hace que el usuario no valore únicamente el resultado final del desplazamiento, sino también la forma en que accede a él. Como hemos visto antes, en los entornos digitales, la utilidad percibida y la facilidad de uso influyen en la actitud del cliente y en su intención de seguir utilizando un sistema, precisamente porque el consumidor juzga tanto el beneficio que obtiene como el esfuerzo que le exige la interacción tecnológica¹⁶. En Uber, por tanto, la app no es un canal accesorio, sino una parte sustancial del servicio, hasta el punto de que una experiencia de movilidad cómoda puede quedar empañada si el entorno digital resulta confuso, lento o poco transparente. Esta idea puede reforzarse con la propuesta de Parasuraman, Zeithaml y Malhotra, quienes definen la *e-service quality* como la medida en que un sitio facilita de forma eficiente y efectiva la compra, la transacción y la entrega¹⁷, y la concretan en cuatro dimensiones básicas: *efficiency*, *fulfillment*, *system availability* y *privacy*¹⁸. Aunque su escala fue diseñada para sitios de compra online, resulta útil para este trabajo, porque permite trasladar al caso de Uber la idea de que la

¹⁵ Cfr: Min, S., So, K. K. F., & Jeong, M. *Op. cit.* p. 1.

¹⁶ Cfr: Li, Y. *Op. cit.* p. 49-50.

¹⁷ Parasuraman, A., Zeithaml, V. A., & Malhotra, A. (2005). *E-S-QUAL: A Multiple-Item Scale for Assessing Electronic Service Quality*. *Journal of Service Research*, 7(3), p. 5.

¹⁸ *Ibid.* p. 8.

calidad del servicio digital depende también de la facilidad de uso, del correcto funcionamiento técnico, del cumplimiento de lo prometido y de la protección de la información del usuario.

A partir de ahí, la plataforma añade valor porque no se limita a poner en contacto oferta y demanda, sino que estructura y organiza la interacción entre ambas partes y reduce varias fricciones que, en otro contexto, recaerían sobre el cliente. Esto permite entender que el valor de Uber no está solo en “encontrar un coche”, sino en convertir esa búsqueda en un proceso más simple, visible y controlable. Cuando la aplicación muestra datos sobre el conductor o el trayecto, no está aportando datos neutros, sino organizando una experiencia que el cliente puede seguir, verificar y anticipar mejor. Así, la intermediación digital no actúa como un mero soporte técnico, sino como una fuente de valor en sí misma.

A esa capacidad de organización se suma una segunda dimensión mencionada anteriormente: la confianza. En las plataformas digitales, el valor no depende solo de la utilidad funcional, sino también de la reducción del riesgo percibido. La confianza es la creencia del consumidor en la fiabilidad e integridad de la contraparte, y en los negocios electrónicos su importancia aumenta porque la compra online incorpora riesgos vinculados a seguridad, privacidad y posibles fraudes, llegando a que, incluso cuando existe satisfacción, si el cliente no confía en el negocio electrónico, difícilmente será leal a él¹⁹. En la plataforma de Uber el usuario entrega datos personales, método de pago, localización y parte del control del trayecto a una interfaz digital. Por tanto, la plataforma genera valor no solo porque intermedia, sino porque hace esa intermediación cognitivamente asumible y segura.

Uber genera esta confianza con un conjunto de mecanismos visibles dentro del ecosistema de la app. La aplicación ofrece información observable antes de la selección del servicio, como tiempo estimado de llegada, coste del viaje, matrícula, tipo y color del coche, información del conductor e historial de transacciones; además, incorpora historial de trayectos, destinos frecuentes y centro de ayuda²⁰. Si se mira con cierta distancia, todos esos elementos cumplen una función de reducir incertidumbre. La geolocalización permite saber dónde está el vehículo, la identificación del conductor disminuye la opacidad de la interacción, la trazabilidad del viaje facilita el control posterior y el pago

¹⁹ Anderson, R. E., & Srinivasan, S. S. *Op. cit.* pp. 127-128.

²⁰ Min, S., So, K. K. F., & Jeong, M. *Op. cit.* p. 5.

integrado evita fricciones adicionales. En otras palabras, parte del valor de la plataforma está en hacer visible y verificable lo que, en un servicio tradicional, podía resultar más ambiguo. Podríamos decir que, en Uber, la confianza se diseña tecnológicamente.

Sobre esa base cobra sentido el papel de las reseñas online. Una de las principales formas de *electronic word of mouth (eWOM)* son precisamente las *online consumer reviews*, entendidas como evaluaciones positivas, neutras o negativas publicadas por antiguos clientes en sitios que alojan reseñas, y añaden que explorar su contenido textual permite profundizar en preferencias del consumidor, imagen de marca, asociaciones y posicionamiento²¹. Por lo tanto, la reseña no solo orienta a otros usuarios potenciales, sino que también actúa como una señal pública sobre qué partes del servicio están funcionando y cuáles otras no. Desde fuera, una *review* ayuda a formar expectativas, desde dentro, revela cómo los clientes están interpretando la propuesta de valor de la plataforma.

Es por esto por lo que las reseñas tienen un peso especial en empresas digitales. El eWOM es espontáneo, suele generarse sin intervención directa de la empresa y, precisamente por ello, tiende a reflejar percepciones más genuinas del consumidor; además, se trata de una fuente secundaria disponible en grandes volúmenes y relativamente fácil de recopilar²². Esta característica es especialmente valiosa en Uber, donde la experiencia del cliente se reparte entre dimensiones muy distintas: precio, rapidez, trato del conductor, fiabilidad del sistema, funcionamiento de la app o sensación de seguridad. Una reseña abierta puede condensar varias de esas capas a la vez.

El análisis del texto de las *reviews* permite extraer información útil de grandes volúmenes de contenido no estructurado y profundizar en asociaciones psicológicas, sentimentales y patrones de comportamiento del consumidor, combinando un análisis cualitativo y cuantitativo²³. Desde un punto de vista empresarial, esto significa que la reseña puede convertirse en un activo informacional. No sirve únicamente para que otros consumidores decidan, sino también para que la plataforma detecte fallos repetidos, compare atributos valorados de forma positiva o negativa y localice momentos sensibles del *customer journey*. Aquí la conexión con Lemon y Verhoef es bastante clara: si la experiencia se

²¹ Alzate, M., Arce-Urriza, M., & Cebollada, J. (2022). Mining the text of online consumer reviews to analyze brand image and brand positioning. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 67, 102989. p. 1.

²² *Ibid.* p. 2.

²³ *Cfr. Ibid.* p. 3.

produce a través de múltiples *touch points* y la gestión de esa experiencia exige identificar *moments of truth*²⁴, entonces las reseñas son una vía especialmente útil para localizar dónde se concentran esos puntos críticos.

Ahora bien, aunque las *reviews* aporten valor a los consumidores y a las empresas, tienen ciertos límites. El gran volumen de texto que se pretende analizar puede generar sobrecarga informativa y su análisis requiere ciertas capacidades técnicas y metodológicas que no siempre están disponibles²⁵. Además, no todas las opiniones representan del mismo modo al conjunto total de usuarios; frecuentemente los que más participan son quienes han tenido experiencias muy positivas o muy negativas. Además, en una plataforma como Uber una misma *review* puede mezclar dimensiones distintas del servicio: puede valorar al conductor, el precio, el tiempo de espera, la interfaz, el sistema de pago o varias cosas a la vez. Esto no invalida la utilidad de las reseñas, pero sí obliga a tratarlas con mayor cautela y a no asumir que cada comentario aísla con precisión una sola causa de satisfacción o insatisfacción.

En definitiva, en una empresa como Uber el valor no se crea únicamente en el trayecto realizado. También se crea en la infraestructura digital que coordina la interacción, en la confianza que la plataforma consigue generar y en la información que circula a través de las reseñas. La plataforma organiza, la confianza reduce incertidumbre y las *reviews* convierten la experiencia vivida en conocimiento útil, tanto para otros consumidores como para la propia empresa. Desde ahí, las reseñas dejan de ser un comentario posterior al consumo y pasan a ocupar una posición mucho más interesante dentro del análisis de marketing: la de información que permite entender cómo se construye, se percibe y se puede mejorar la experiencia del cliente.

²⁴ Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. *Op. cit.* p. 81.

²⁵ Alzate, M., Arce-Urriza, M., & Cebollada, J. *Op. cit.* p. 2.

3. UBER COMO CASO DE ESTUDIO

3.1 Modelo de negocio de Uber

El modelo de negocio de Uber puede entenderse, ante todo, como el de una plataforma tecnológica de intermediación. En su informe anual, la propia empresa se define como una plataforma que utiliza una red de gran escala, tecnología propia, capacidad operativa y conocimiento de producto para facilitar el movimiento de personas y bienes. Además, distingue tres segmentos principales de actividad: Mobility, Delivery y Freight. Dentro de ellos, el presente trabajo se centra en Mobility, que es el ámbito directamente relacionado con la experiencia del usuario que contrata un trayecto a través de la app. En este segmento, Uber conecta a consumidores con proveedores independientes de servicios de transporte y amplía la oferta con distintas modalidades de movilidad, como *ridesharing*, taxis, alquileres, micromovilidad o transporte público integrado²⁶.

Lo relevante, desde el punto de vista del marketing, es que Uber no opera simplemente como una empresa que “vende viajes”, sino como una infraestructura que coordina una transacción entre dos lados del mercado. Por un lado, los usuarios que demandan desplazamiento; por otro, los conductores que ofrecen disponibilidad de servicio. Esta lógica de intermediación explica bastante bien por qué la propuesta de valor de Uber no se agota en el trayecto físico. Una parte importante del valor reside en la capacidad de la plataforma para hacer posible el encuentro entre ambas partes, organizarlo con rapidez y reducir fricciones de búsqueda, asignación, pago y seguimiento. En otras palabras, el negocio no gira solo en torno al transporte, sino en torno a la organización eficiente de una experiencia de movilidad estructurada digitalmente.

Esa lógica también se refleja en la forma en que Uber obtiene ingresos. La compañía genera buena parte de su facturación a partir de comisiones y tarifas cobradas por el uso de la plataforma, principalmente a conductores, además de ciertos importes cobrados a usuarios finales en algunos mercados. Además, en muchas operaciones actúa como agente y no como prestador directo del servicio final, ya que facilita que conductores y usuarios completen una transacción, pero no controla de manera directa el servicio prestado por los conductores al usuario final. Desde esta perspectiva, la eficiencia operativa, el diseño

²⁶ Uber Technologies, Inc. (2026). *Annual report 2025 (Form 10-K)*. p. 4.

de la app, la asignación de viajes o la gestión del pago no son elementos accesorios, sino partes centrales del propio modelo de negocio²⁷.

Uber señala que su plataforma crea valor a partir de una red masiva de usuarios, conductores, comercios y datos compartidos, y subraya que estas sinergias contribuyen a mejorar la experiencia del cliente y a aumentar el valor de la plataforma para sus participantes²⁸. Además, en el apartado de riesgos reconoce expresamente que mantener un equilibrio adecuado entre oferta y demanda en cada zona y en cada momento puede ser incluso más importante para la calidad del servicio que el tamaño absoluto de la red²⁹. Esto ayuda a entender por qué algunas variables operativas tienen tanto peso en la experiencia del cliente: cuando hay suficiente oferta de conductores, la espera se reduce, la asignación resulta más rápida y la plataforma se vuelve más fiable; cuando ese equilibrio falla, aumentan las cancelaciones, los tiempos muertos y la frustración del usuario.

Otro rasgo importante del modelo es que la oferta de movilidad descansa en conductores que la empresa considera proveedores independientes, no empleados en sentido ordinario. Uber defiende esta clasificación señalando, entre otras cosas, que los conductores pueden decidir si prestan servicios o no, cuándo lo hacen, dónde conectarse y si quieren operar también en plataformas competidoras³⁰. La propia empresa presenta esta flexibilidad como una de las bases de su modelo y como una característica que diferencia el trabajo en la plataforma de los esquemas laborales más tradicionales³¹. Esto da una imagen positiva y amigable, pero también introduce una consecuencia relevante para este trabajo: la empresa diseña el entorno digital, fija buena parte de las reglas de funcionamiento y estructura la interacción, pero no controla de manera total todos los elementos que terminan configurando la experiencia final del cliente.

Precisamente por eso, el modelo de negocio de Uber encaja bien con el análisis posterior de la *customer journey*. Si la empresa crea valor coordinando digitalmente una interacción entre usuarios y conductores, entonces la experiencia del cliente no puede reducirse al desplazamiento de un punto a otro. Debe entenderse como una secuencia de etapas en la que la plataforma interviene antes, durante y después del trayecto: desde la búsqueda y la

²⁷ *Ibid.* pp. 85-86.

²⁸ *Ibid.* p. 5.

²⁹ *Ibid.* p. 14.

³⁰ *Ibid.* p. 11.

³¹ *Ibid.* p. 8.

visualización de opciones hasta la asignación del conductor, la espera, el viaje, el pago y la valoración posterior. En consecuencia, estudiar el *customer journey* de Uber no es un añadido descriptivo al modelo de negocio, sino una forma de observar cómo ese modelo se concreta en la experiencia real del usuario.

3.2 Customer journey de Uber

Para examinar Uber como caso de estudio no basta con describir su modelo de negocio en términos generales. También conviene observar cómo ese modelo se traduce en una experiencia concreta para el usuario. Hemos visto que autores agrupan el *customer journey* en grandes bloques como prepurchase, purchase y postpurchase, pero en el caso de Uber resulta más útil trabajar con una división más detallada, porque la relación con el cliente está mediada por una aplicación y por una secuencia de interacciones muy marcada. Por ello, tras analizar los distintos pasos que entran en juego, en este trabajo se ha optado por dividir el *customer journey* de Uber en siete momentos: apertura de la app y búsqueda del trayecto, evaluación de la oferta y decisión de compra, reserva y asignación del conductor, espera y recogida, trayecto o consumo del servicio principal, llegada, pago y cierre del servicio, y evaluación post-servicio. Esta adaptación permite observar con mayor precisión dónde se genera valor y dónde aparecen fricciones dentro de la experiencia del usuario.

La primera fase es la de apertura de la app y búsqueda del trayecto. Aquí comienza el contacto directo entre usuario y plataforma. En este momento el cliente entra en la aplicación, accede a su cuenta y empieza a introducir los datos básicos del desplazamiento, como la ubicación de recogida o el destino. Es una fase aparentemente sencilla, pero tiene bastante importancia porque condiciona la primera impresión funcional del servicio. Si la aplicación carga bien, localiza correctamente al usuario y permite buscar el trayecto con claridad, la experiencia parte de una base favorable. Si ocurre lo contrario, la fricción aparece antes incluso de que exista una solicitud formal de viaje.

La segunda fase es la evaluación de la oferta y decisión de compra. Una vez introducidos los datos del trayecto, la app muestra al usuario las distintas opciones disponibles, el tiempo estimado de llegada, el precio aproximado y, en su caso, promociones o

descuentos. En este punto el cliente no está consumiendo todavía el servicio, sino valorando si le compensa contratarlo y en qué condiciones. Aquí se forman expectativas sobre coste, rapidez y conveniencia, de modo que es una etapa especialmente relevante porque influye en la decisión de seguir adelante o abandonar el proceso.

La tercera fase corresponde a la reserva y asignación del conductor. En este momento el usuario solicita el viaje y la plataforma debe convertir esa intención de compra en un servicio efectivamente confirmado. Es, por tanto, la fase en la que el sistema busca disponibilidad, asigna un conductor y comunica esa asignación al cliente. Aunque desde fuera pueda parecer una continuación natural del paso anterior, analíticamente conviene separarla porque aquí el usuario ya no compara opciones, sino que espera que la plataforma responda con rapidez y estabilidad. Si el conductor tarda en ser asignado o la solicitud se cancela, la percepción del servicio puede deteriorarse antes de que el trayecto llegue a empezar.

La cuarta fase es la de espera y recogida. Una vez asignado el conductor, el usuario entra en un momento de seguimiento y coordinación. La aplicación muestra el tiempo restante, la localización del vehículo y el punto en el que debe producirse la recogida. Es una fase especialmente sensible porque combina incertidumbre, tiempo de espera y necesidad de precisión. Aquí importan tanto la puntualidad como la capacidad del sistema y del conductor para encontrar correctamente al usuario.

La quinta fase es el trayecto o consumo del servicio principal. Aquí tiene lugar el núcleo del servicio, es decir, el desplazamiento físico desde el punto de origen hasta el destino. En esta etapa la experiencia del cliente depende de factores más amplios que el simple hecho de llegar. Entran en juego el comportamiento del conductor, la percepción de seguridad, la comodidad del vehículo, la fluidez del recorrido y el tiempo total del trayecto. Es probablemente el momento más visible del servicio, pero no el único que condiciona la satisfacción final, ya que su valoración también puede quedar influida por lo ocurrido en las fases previas.

La sexta fase es la de llegada, pago y cierre del servicio. Una vez finalizado el desplazamiento, la experiencia no termina de forma automática, sino que pasa por un momento de cierre operativo y económico. Aquí se confirma el final del viaje, se ejecuta el pago, se visualiza el precio definitivo y, en su caso, se genera el recibo. Esta etapa es

relevante porque funciona como comprobación final de la promesa hecha al usuario. Si el importe coincide con lo esperado y el cierre resulta claro y sin incidencias, la percepción del servicio se consolida positivamente. Si aparecen cobros inesperados o problemas de facturación, la experiencia puede deteriorarse incluso después de que el trayecto haya concluido.

Por último, la séptima fase es la evaluación post-servicio. En este momento el cliente valora lo ocurrido, ya sea de forma interna o a través de acciones concretas como puntuar el viaje, dejar una reseña, presentar una queja, contactar con soporte o decidir si volverá a utilizar la plataforma. Esta fase tiene un valor especial para este trabajo porque es donde la experiencia se transforma en información observable. A través de las *reviews*, el usuario no solo expresa satisfacción o insatisfacción, sino que convierte su experiencia en un contenido que puede influir en otros consumidores y servir también como fuente de aprendizaje para la propia empresa.

Esta división del *customer journey* no debe entenderse como una secuencia rígida en la que cada fase queda completamente aislada de la anterior. En la práctica, muchas reseñas mezclan varios momentos del proceso y una misma valoración puede recoger problemas o aciertos producidos en distintas etapas. Aun así, la segmentación propuesta resulta útil porque permite ordenar la experiencia del cliente de una forma más precisa y coherente con el funcionamiento real de Uber. Sobre esta base se apoyará después el análisis de sentimiento, ya que identificar qué parte del recorrido activa la valoración del usuario ayuda a entender mejor qué factores están detrás de la satisfacción y de la fricción dentro de la plataforma.

4. ANÁLISIS DE SENTIMIENTO

4.1 Dataset y preparación de los datos

Para la parte empírica del trabajo se ha utilizado un dataset obtenido en Kaggle, compuesto por más de 12.000 reseñas de usuarios de la aplicación de Uber extraídas de Google Play Store. La elección de esta base de datos responde a dos razones. Por un lado, permite trabajar con opiniones reales generadas de forma espontánea por los propios consumidores, lo que resulta especialmente útil cuando se pretende analizar la experiencia

del cliente desde una perspectiva aplicada. Por otro, ofrece un volumen de información suficiente para identificar patrones recurrentes en las valoraciones y no quedarse en casos aislados o puramente anecdóticos.

Originalmente el dataset estaba compuesto por 10 diferentes variables:

- Username | nombre del usuario anonimizado
- Userimage | imagen del usuario (si está disponible)
- Content | contenido de la reseña
- Score | rating numérico de la app (1-5)
- Thumbsupcount | likes que ha recibido la reseña
- Reviewcreatedversion | versión de la app en el momento de publicar la reseña
- At | cuando se publicó la reseña
- Replycontent | qué contestó el desarrollador a la reseña
- Repliedat | cuando contestó el desarrollador a la reseña
- Appversion | versión de la aplicación asociada a la reseña

Realicé una limpieza del dataset reduciendo variables que no aportaban información al análisis. En concreto se eliminaron Userimage, repliedat y Appversion, dejando el total en 7 variables finales. Además, comprobé que había 16 filas con valores faltantes en campos clave como score, Thumbsupcount o At y una de ellas parece directamente malformada o desplazada, por lo que en lugar de un nombre de usuario aparece un texto que parece una respuesta de soporte de Uber. Debido a esto, decidí eliminar las 16 filas para dejar el dataset con una estructura homogénea y sin fallos, quedando compuesto por 7 variables y 11.984 *reviews*.

La limpieza tuvo que ir un paso más, 1.183 reseñas presentaban errores de codificación de caracteres, probablemente derivados de problemas de exportación o lectura del texto original en idiomas no latinos. Estas observaciones se identificaron por la presencia de caracteres anómalos como ‘Ø’ y ‘Û’. En la mayoría de los casos el texto pudo recuperarse correctamente con ayuda de programas de inteligencia artificial, al tratarse de un problema de interpretación de la codificación original. No obstante, se eliminaron 128 observaciones: 125 porque, una vez recuperadas, contenían exclusivamente emojis o símbolos sin contenido textual analizable, y 3 adicionales por mantener un contenido ininteligible. Por último, todas las *reviews* que estaban escritas en otro idioma se

tradujeron a inglés para poder tener homogeneidad absoluta y mayor facilidad en el análisis.

Tras todos estos cambios, el dataset completamente depurado y limpio ha quedado con una estructura de 7 variables, 11.856 filas y completamente en un mismo idioma, en este caso inglés.

4.2 Análisis de sentimiento general

En este apartado se realiza un análisis de sentimiento general sobre las reseñas de usuarios de Uber con el fin de obtener una primera aproximación al tono global de la experiencia reportada. Para ello, se clasifica cada *review* según su polaridad y se estudia su distribución conjunta con la valoración numérica otorgada por el usuario. A partir de este procedimiento, se busca comprobar hasta qué punto el lenguaje empleado en las reseñas refleja niveles distintos de satisfacción y detectar si existe una correspondencia clara entre el contenido textual y las puntuaciones asignadas.

DISTRIBUCION DE RATINGS				DISTRIBUCION DE SENTIMIENTO			
	score	count	percentage		sentiment	count	percentage
0	1	2609	22.00	0	Positive	8177	68.96
1	2	317	2.67	1	Neutral	1472	12.41
2	3	331	2.79	2	Negative	2208	18.62
3	4	800	6.75				
4	5	7800	65.78				

Ilustración 1: Distribución de rating y sentimiento general

El análisis de sentimiento general ofrece una primera visión del tono con el que los usuarios valoran su experiencia con Uber. Por un lado, la distribución de ratings muestra una concentración muy clara en la puntuación máxima: el 65,78% de las reseñas otorgan 5 estrellas, mientras que el 22% asignan 1 estrella. En cambio, las valoraciones intermedias tienen un peso bastante menor, ya que las puntuaciones de 2, 3 y 4 estrellas representan conjuntamente una parte reducida del total. Esto sugiere que las opiniones de

los usuarios tienden a situarse en los extremos, con una presencia mucho más limitada de experiencias moderadas o ambiguas.

Esta misma lógica aparece en la distribución del sentimiento. La mayor parte de las reseñas han sido clasificadas como positivas, con un 68,96%, seguidas por las negativas, que alcanzan el 18,62%, mientras que las neutras se quedan en un 12,41%. En términos generales, los datos apuntan a que la percepción agregada sobre Uber es favorable, al menos dentro de esta muestra. Sin embargo, también podemos extraer que existe un volumen relevante de experiencias negativas, suficientemente amplio como para no tratarlo como algo residual. De hecho, la distancia entre el peso de las opiniones positivas y el de las negativas no elimina la idea de que la experiencia con la plataforma y el servicio puede generar respuestas bastante intensas en ambos sentidos.

A partir de esta primera visión general, resulta útil cruzar la puntuación numérica con la clasificación del sentimiento para observar hasta qué punto ambas medidas avanzan en la misma dirección. Este paso permite comprobar si las reseñas con ratings altos se corresponden, en efecto, con un lenguaje claramente positivo y si las valoraciones bajas concentran un tono negativo, o si, por el contrario, aparecen desajustes y matices que la puntuación por sí sola no capta. De esta manera, podemos comprobar si el dataset es, a primera vista, coherente con la lógica que podemos esperar.

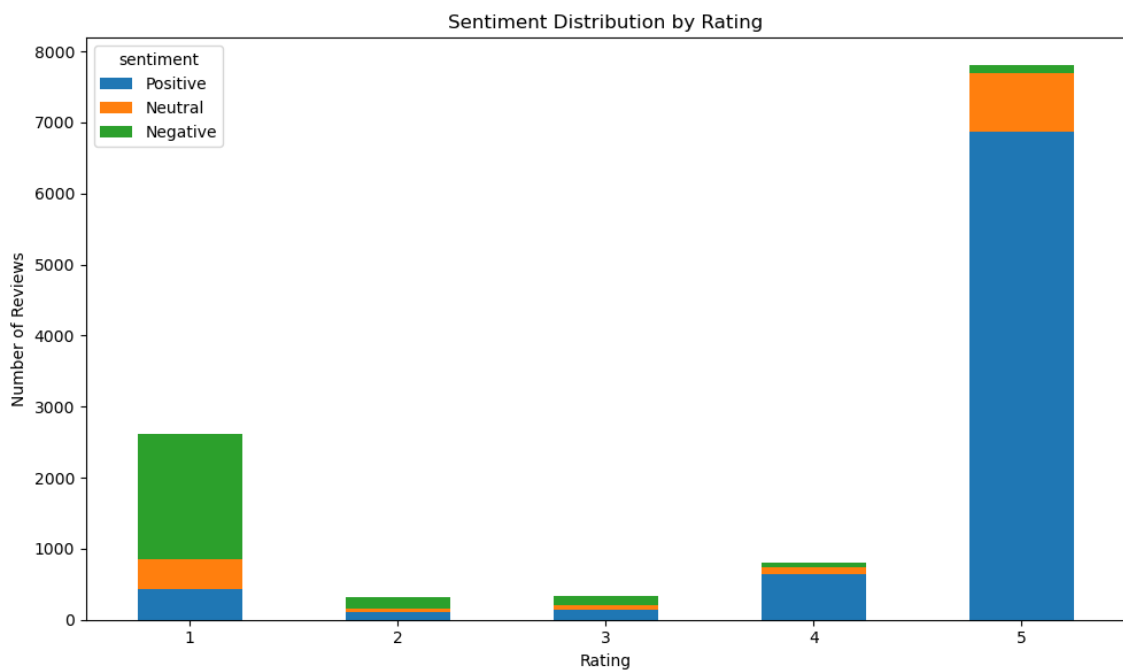


Ilustración 2: Distribución de sentimiento por rating

La gráfica confirma que existe una relación coherente entre ambas medidas. Como cabía esperar, las reseñas con 5 estrellas se concentran sobre todo en el sentimiento positivo, mientras que las de 1 estrella agrupan principalmente comentarios negativos. Las valoraciones intermedias muestran una combinación más equilibrada, aunque con menor volumen. Esta distribución refuerza la consistencia interna del dataset y muestra claramente que la clasificación del sentimiento refleja de manera razonable la valoración expresada por los usuarios.

En conjunto, las gráficas permiten extraer una idea inicial bastante útil para el resto del análisis. Uber parece generar una experiencia mayoritariamente positiva, pero al mismo tiempo presenta focos de insatisfacción suficientemente marcados como para producir un volumen significativo de valoraciones negativas. A partir de aquí, el interés ya no está solo en comprobar que el sentimiento global es favorable, sino en entender qué temas concretos explican esas percepciones positivas y negativas y cómo se relacionan con la valoración final del usuario.

4.3 Identificación de los principales temas de experiencia

En este punto, el interés del análisis deja de estar en la polaridad general de las reseñas y se desplaza hacia su contenido. Ya no se trata solo de saber si un comentario es positivo, negativo o neutro, sino de entender sobre qué está hablando realmente el cliente cuando valora su experiencia con Uber. Esta diferencia es relevante, porque dos *reviews* con el mismo tono pueden estar refiriéndose a cuestiones muy distintas: una puede centrarse en el precio, otra en el tiempo de espera y otra en el comportamiento del conductor. Por eso, para comprender mejor la experiencia del usuario, no basta con medir el sentimiento, sino que conviene identificar los temas que aparecen de forma más recurrente en el discurso de los consumidores.

Desde esta perspectiva, el análisis temático permite avanzar un paso más en la interpretación del dataset. En lugar de observar únicamente el tono o sentimiento de las opiniones, nos ayuda a detectar cuáles son los principales focos de conversación que estructuran la experiencia del cliente. Esto nos permite identificar qué partes del *customer*

journey aparecen con más frecuencia en las reseñas y, por tanto, cuáles actúan como principales *drivers* dentro de la relación entre el usuario y Uber. Esto resulta especialmente útil en este caso, ya que la experiencia no depende de un solo momento, sino de la combinación de factores funcionales, económicos, tecnológicos e incluso relacionales que el cliente va mencionando en sus valoraciones.

Para identificar estos temas de experiencia, el análisis se va a apoyar en un sistema de palabras clave asociadas a las distintas fases del *customer journey*. La lógica de este procedimiento es relativamente simple: si una reseña contiene términos que remiten de forma clara a un momento concreto de la experiencia, podemos aproximarnos a qué parte del servicio está activando la valoración del usuario. Con ello, el objetivo no es reducir toda la *review* a una sola palabra, sino ordenar el contenido del discurso del cliente y observar qué etapas del recorrido aparecen con más frecuencia.

Las palabras clave se agrupan del siguiente modo:

1. Apertura de la app y búsqueda del trayecto:

app, application, load, loading, login, log in, sign in, account, crash, bug, error, glitch, freeze, map, gps, location, address, destination, search

2. Evaluación de la oferta y decisión de compra:

price, pricing, fare, cost, expensive, cheap, surge, surge pricing, discount, promo, promotion, coupon, estimate, estimated fare, availability, available, ride options, eta

3. Reserva y asignación del conductor:

book, booking, reserve, reservation, request, requested, accept, accepted, assign, assigned, match, matched, driver found, no driver, cancelled, cancellation, confirm, confirmation

4. Espera y recogida:

wait, waiting, pickup, pick up, late, delay, delayed, arrival, arriving, wrong location, find me, meeting point, missed pickup, driver couldn't find, driver cannot find

5. Trayecto o consumo del servicio principal:

trip, ride, journey, route, driver, driving, rude, polite, friendly, behavior, safe, unsafe, safety, car, vehicle, clean, dirty, comfort, uncomfortable

6. Llegada, pago y cierre del servicio:

drop off, dropoff, arrived, end trip, finish trip, payment, pay, paid, card, cash, charged, overcharged, double charge, billing, refund, receipt, fee, final fare

7. Evaluación post-servicio:

support, customer service, help, complaint, report, reported, issue, problem, response, replied, solved, unresolved, satisfied, disappointed, never again, use again, recommend, uninstall

A partir de esta clasificación, será posible observar qué fases concentran un mayor volumen de menciones y, por tanto, qué dimensiones de la experiencia del cliente generan más conversación dentro del dataset. De este modo, el análisis permitirá pasar de una lectura general del sentimiento a una interpretación más concreta de los temas que estructuran la relación del usuario con Uber.

=====
=====

Número total de reviews: 11,857

Reviews con al menos una fase detectada: 7,993

Porcentaje con al menos una fase detectada: 67.41%

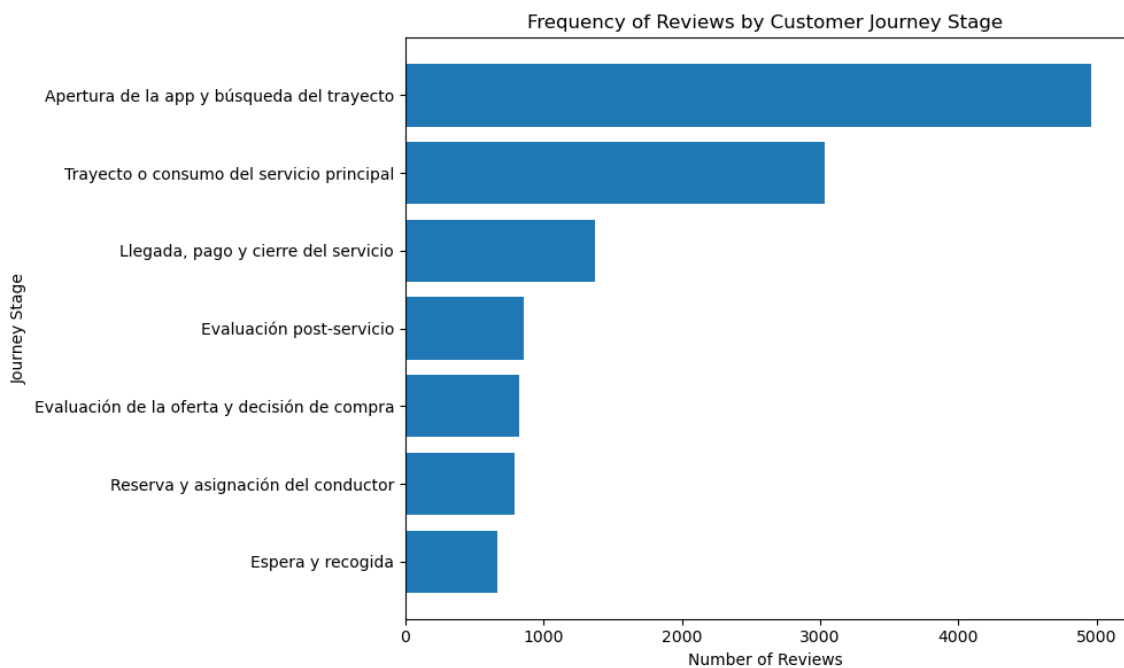


Ilustración 3: Frecuencia de reviews por fase del journey

Dado que estamos usando un método de palabras clave, no todas las *reviews* contienen las palabras clave propuestas, cubriendo un 67,41% del total del dataset. Consideramos que esta muestra es lo suficientemente amplia como para poder proseguir con el análisis.

Respecto de la distribución, observamos que la mayoría de las *reviews* se concentran principalmente en la primera fase del *customer journey*: Apertura de la app y búsqueda de trayecto, la quinta fase: Trayecto o consumo del servicio principal y la sexta fase: Llegada, pago y cierre del servicio. Se puede apreciar que el resto de los puntos también tienen *reviews*, pero en menor medida, siendo la cuarta fase: Espera y recogida, la que menor número de *reviews* recopila, acumulando un total de 667 coincidencias con estas palabras clave.

El siguiente paso consiste en cruzar la frecuencia de aparición de cada fase del *customer journey* con el sentimiento asociado a las reseñas en las que esa fase aparece mencionada y su *rating*. De manera similar a lo realizado en el apartado anterior con el rating y el sentimiento general, aquí el objetivo es observar cómo se distribuye el tono de las opiniones según el momento concreto de la experiencia al que hace referencia el usuario. Esto permitirá comprobar si determinadas fases se vinculan sobre todo con comentarios positivos, negativos o más neutros, y, con ello, identificar qué partes del recorrido concentran mayor satisfacción o mayor fricción dentro de la experiencia con Uber.

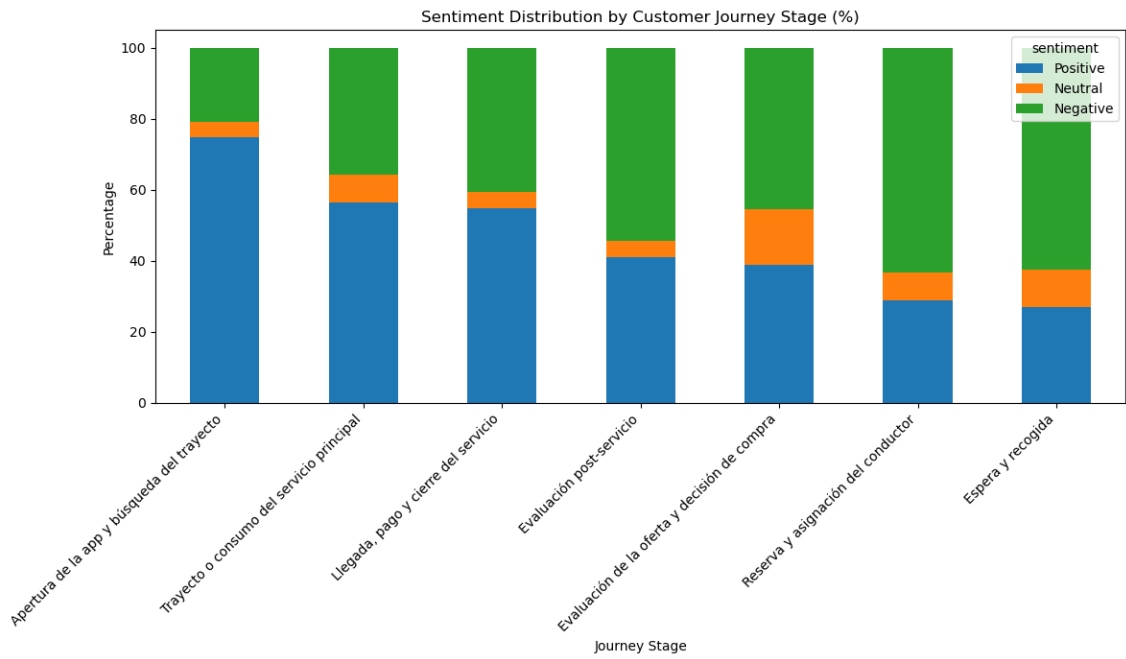


Ilustración 4: Distribución de sentimiento por fase del journey

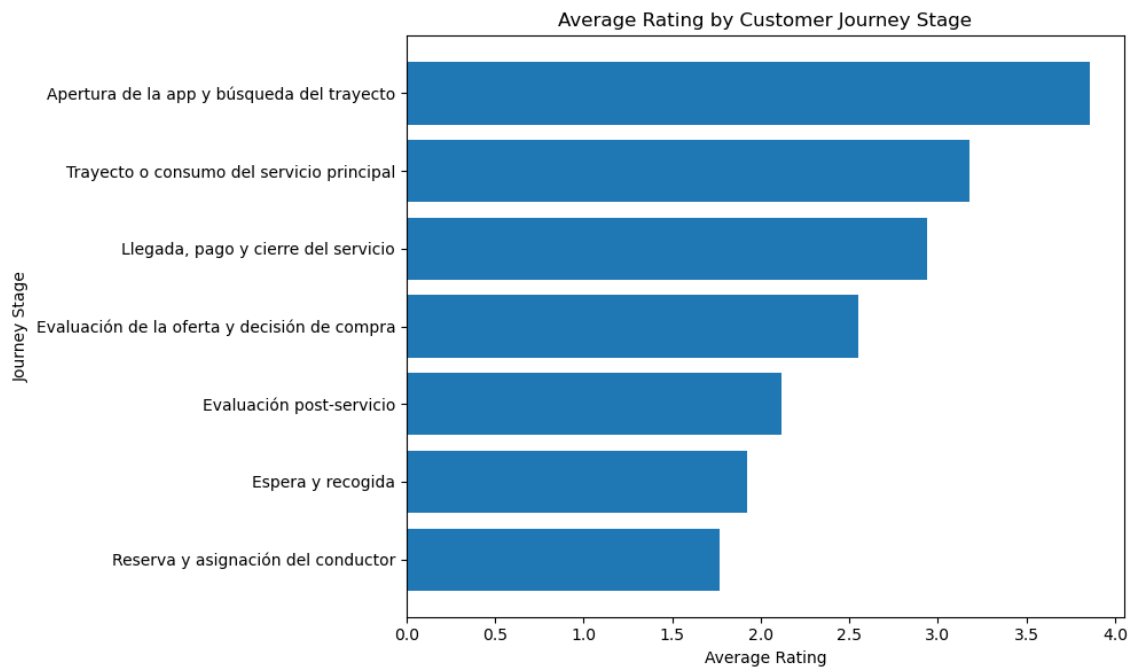


Ilustración 5: Rating medio por fase del journey

Las dos gráficas permiten observar cómo cambia la valoración de los usuarios según la fase del *customer journey* a la que hace referencia la reseña. La primera muestra la

distribución porcentual del sentimiento dentro de cada una de las etapas, mientras que la segunda representa el *rating* medio asociado a esas mismas fases. Vistas de forma conjunta, ambas no sirven todavía para extraer una interpretación final, pero sí para describir con bastante claridad qué momentos del recorrido del cliente aparecen vinculados a valoraciones más altas o más bajas y qué tono adopta la conversación en cada caso.

La primera gráfica, centrada en la distribución del sentimiento, muestra que la fase de apertura de la app y búsqueda del trayecto concentra con mucha diferencia el mayor porcentaje de comentarios positivos, con una presencia muy reducida de sentimiento neutral y una proporción negativa claramente menor que en el resto de las etapas. También el trayecto o consumo del servicio principal y la llegada, pago y cierre del servicio presentan un predominio del sentimiento positivo, aunque con una presencia negativa ya bastante más relevante. En cambio, a medida que avanzamos hacia fases como evaluación post-servicio, evaluación de la oferta y decisión de compra, reserva y asignación del conductor y espera y recogida, el peso del sentimiento negativo gana terreno de forma clara e incluso supera al positivo en varios casos.

La segunda gráfica, relativa al *rating* medio por fase, refuerza esa misma idea desde una medida cuantitativa distinta. La etapa mejor valorada es la de apertura de la app y búsqueda del trayecto, con una media claramente superior al resto y próxima a las 4 estrellas. Después aparecen el trayecto o consumo del servicio principal y la fase de llegada, pago y cierre del servicio, ambas con medias por encima de 2,5 y, en el primer caso, por encima incluso de 3. En una posición intermedia queda la evaluación de la oferta y decisión de compra, mientras que las puntuaciones más bajas se concentran en evaluación post-servicio, espera y recogida y, sobre todo, reserva y asignación del conductor, que es la fase con el *rating* medio más reducido. Por tanto, ya a este nivel descriptivo se aprecia que no todas las partes de la experiencia generan la misma valoración y que existen diferencias bastante visibles entre unas etapas y otras.

Otro aspecto que merece atención es el comportamiento del sentimiento neutral, que en general tiene un peso menor que los otros dos en casi todas las fases. Aun así, no se distribuye de forma totalmente uniforme. Su presencia parece algo mayor en etapas como evaluación de la oferta y decisión de compra o espera y recogida, lo que podría indicar que en esos momentos aparecen más comentarios descriptivos o ambiguos, menos

polarizados que en otras partes del recorrido. En cambio, en la apertura de la app o en la llegada y cierre del servicio, las *reviews* parecen estar más claramente inclinadas hacia una valoración positiva o negativa.

En conjunto, las gráficas muestran que el dataset no solo permite identificar sobre qué momentos del servicio hablan los usuarios, sino también observar que cada fase del recorrido presenta una estructura de valoración distinta. Algunas concentran ratings medios más altos y un predominio claro del sentimiento positivo, mientras que otras reúnen medias más bajas y una proporción más elevada de comentarios negativos. Esto vuelve a mostrarnos de nuevo que nuestro dataset es coherente y lógico, reforzando la utilidad real de este análisis.

4.4 Relación entre temas, sentimiento y valoración del usuario

En este apartado el objetivo no es simplemente confirmar qué fases del *customer journey* reciben mejores o peores valoraciones, porque eso ya ha quedado reflejado en el punto anterior. Lo que se busca ahora es entender por qué ocurre esa diferencia. Por lo tanto, aquí interesa identificar qué factores concretos hacen que un momento de la experiencia con Uber tienda a estar bien valorado o, por el contrario, aparezca asociado a frustración e insatisfacción. Para centrar el análisis en los casos más representativos, se trabajará únicamente con los dos momentos mejor valorados —Apertura de la app y búsqueda del trayecto y Trayecto o consumo del servicio principal— y con los dos peor valorados —Espera y recogida y Reserva y asignación del conductor—.

El planteamiento parte de la idea de que una misma fase del recorrido del cliente no se valora de forma positiva o negativa por sí sola, sino por los elementos que el usuario menciona dentro de ella. Por eso, este punto pretende pasar de la fase general al contenido concreto de las reseñas. No se trata ya de saber que la espera o la asignación del conductor generan peores valoraciones, sino de observar qué aspectos dentro de esos momentos explican esa percepción. En las fases mejor valoradas interesa detectar qué elementos están sosteniendo una experiencia más favorable. Así, el análisis permite acercarse mejor a los factores que realmente pesan en la valoración del usuario.

Para hacerlo, se tomarán las reseñas asociadas a cada una de estas cuatro fases a partir de las palabras clave definidas en el apartado anterior y se comparará su comportamiento en términos de rating y sentimiento. A partir de ahí, el análisis se centrará en detectar patrones de contenido dentro de cada fase, prestando atención a los temas, expresiones y focos de conversación que aparecen con mayor frecuencia. Con este procedimiento, el apartado no solo permitirá diferenciar momentos bien y mal valorados dentro del *customer journey*, sino también aproximarse a los factores que están detrás de esa diferencia.

Antes de empezar, conviene tener una visión general del sentimiento de los drivers encontrados en las diferentes etapas, recordando lo visto en el apartado anterior.

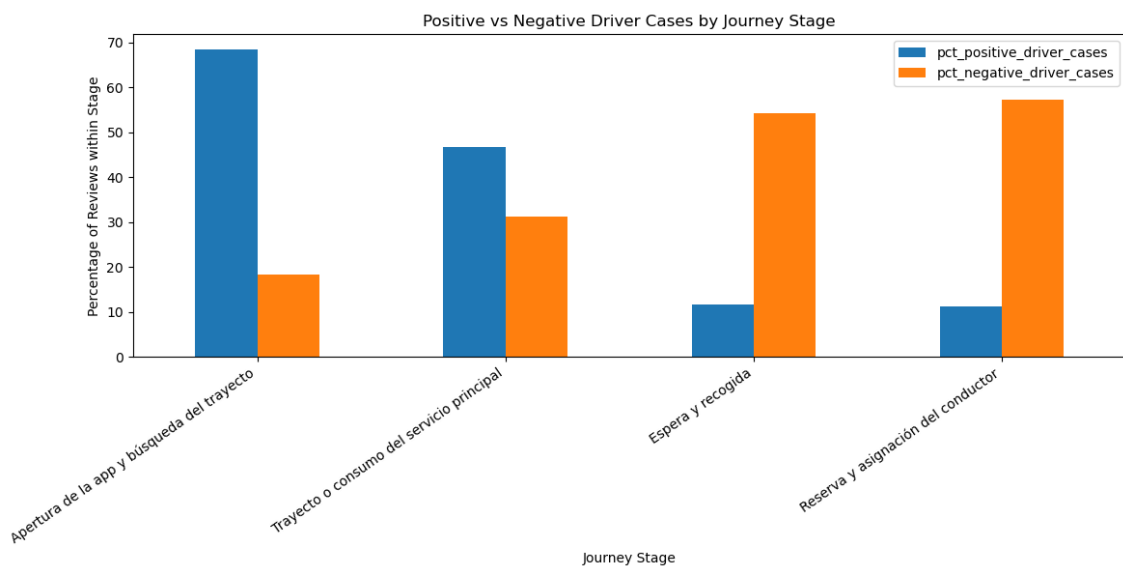


Ilustración 6: Distribución de drivers positivos o negativos por fase

4.4.3 Espera y recogida



Ilustración 9: Nubes de palabras positiva y negativa de la fase 4

En la fase de espera y recogida, las dos nubes de palabras muestran un patrón algo distinto al observado en los momentos anteriores. Tanto en las reseñas positivas como en las negativas aparecen de forma reiterada términos muy similares, como *driver*, *trip*, *ride*, *minute*, *time*, *pick*, *car*, *location* o *price*. Esto hace que, a simple vista, el vocabulario de ambas valoraciones resulte mucho menos diferenciable y que no exista un contraste tan claro entre los factores que determinan un discurso favorable y otro claramente desfavorable. Por ello, solo con estas dos gráficas no es posible extraer conclusiones precisas sobre qué factores concretos explican que esta fase esté mejor o peor valorada. La única conclusión que se puede destacar es que los factores que afectan a la percepción positiva o negativa son los mismos.

4.4.4 Reserva y asignación del conductor



Ilustración 10: Nubes de palabras positiva y negativa de la fase 3

En la fase de reserva y asignación del conductor, las dos nubes de palabras vuelven a mostrar un vocabulario bastante parecido. Tanto en las reseñas positivas como en las negativas se repiten términos como *driver*, *time* o *minute*, lo que dificulta distinguir con claridad, solo a partir de estas gráficas, qué elementos concretos explican una valoración positiva o negativa. A simple vista, el contenido léxico de ambas aparece bastante solapado. Se pueden recalcar de la parte positiva, palabras como *easy* o *quick*, lo que muestra que se asocia una buena experiencia con la velocidad y facilidad de la reserva y asignación del conductor. De igual manera, en la parte negativa se pueden destacar palabras no repetidas como *cancel* o *waiting*, lo que muestra que las fricciones en esta fase se dan por cancelaciones de conductores y por lo contrario que en la positiva, es decir, lentitud y espera.

Aun así, igual que ocurría en la fase de espera y recogida, estas dos visualizaciones no permiten extraer conclusiones firmes por sí solas, más allá de las comentadas. Más bien indican que los usuarios hablan de aspectos similares cuando describen este momento del *customer journey*, aunque el tono final de la reseña sea distinto.

5. INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS

La primera idea que se desprende del análisis del punto anterior es que Uber parte de una percepción general claramente favorable entre los usuarios, tanto si se observa la valoración numérica como si se atiende al tono del discurso en las reseñas. Si atendemos a la ilustración 1, podemos ver que la concentración de casi un 66% de las opiniones en la puntuación máxima y el hecho de que alrededor del 68% de los comentarios hayan sido clasificados como positivos apuntan en la misma dirección: en términos generales, la experiencia con la plataforma tiende a valorarse de forma satisfactoria. Esto sugiere que Uber consigue sostener una propuesta de valor que, al menos de manera general, responde a las expectativas de una parte amplia de sus usuarios y genera una percepción positiva del servicio.

Ahora bien, este resultado no debe llevar a entender la experiencia del cliente como homogénea o exenta de fricciones. Precisamente porque el punto de partida es

mayoritariamente positivo, cobran más relevancia las brechas que aparecen cuando el análisis se desplaza a momentos concretos del *customer journey*.

La experiencia del cliente en Uber no se valora de forma uniforme a lo largo de todo el recorrido, sino que existen momentos que aportan satisfacción de manera clara y otros que concentran una parte importante de la fricción. Si atendemos a la ilustración 3, las fases de apertura y búsqueda del trayecto y de trayecto o consumo del servicio principal son las que muestran una mayor concentración de reseñas con sentimiento positivo. Esto indica que, cuando el usuario consigue acceder al servicio con facilidad y el viaje se desarrolla de forma satisfactoria, la percepción general de la experiencia mejora de manera notable.

En cambio, las fases de reserva y asignación del conductor y de espera y recogida son las que acumulan una proporción más alta de sentimiento negativo, lo que las sitúa como los principales puntos de tensión dentro del *customer journey*. Esto nos muestra que hay momentos concretos del proceso en los que la experiencia tiende a volverse más vulnerable debido a la frustración del usuario. Atendiendo a la ilustración 5 de rating medio por momento del *customer journey*, se puede observar que precisamente esas fases presentan las valoraciones más bajas. Todo esto sugiere que la satisfacción del cliente en Uber depende en buena medida de que la plataforma resuelva bien tanto el acceso inicial al servicio como el desarrollo del trayecto, mientras que los mayores riesgos de deterioro de la experiencia se concentran en los momentos previos al inicio efectivo del viaje.

Dado el gran volumen de reseñas analizadas y el carácter abierto del texto que contienen, la interpretación de las nubes de palabras exige cierta cautela. No todas las palabras que aparecen con mayor frecuencia aportan el mismo valor analítico, ya que algunas de ellas se repiten en casi todas las *reviews* y, por tanto, dicen poco sobre una fase concreta de la experiencia. Por eso, para extraer *insights* útiles, resulta más adecuado centrar la atención en aquellos términos que remiten de forma más directa a los distintos momentos del *customer journey*, ya que son los que permiten identificar con mayor precisión qué aspectos del recorrido están siendo valorados por el usuario. De este modo, el análisis evita quedarse en un vocabulario genérico y gana capacidad para relacionar cada bloque de reseñas con los elementos específicos de la experiencia a los que realmente hacen referencia.

Dicho esto, con la ilustración 7 puede sostenerse que los factores que más satisfacción generan en la fase de apertura de la app y búsqueda del trayecto son, sobre todo, la utilidad de la aplicación, la facilidad y rapidez de la interfaz y la percepción de que se trata de una herramienta segura y fiable. Las palabras que dominan la nube positiva apuntan precisamente a esa combinación: una app que resulta cómoda de usar, que permite iniciar el proceso sin demasiadas dificultades y que transmite al usuario una sensación de control desde el primer momento. Por el contrario, las fricciones detectadas en este mismo momento del recorrido no deberían sobredimensionarse. Por un lado, las palabras de la nube negativa remiten en muchos casos a problemas bastante genéricos, sin dibujar un patrón tan definido como en otros momentos del *customer journey*. Por otro, su peso relativo dentro del conjunto de reseñas es reducido (ilustración 6) si se compara con la fuerte concentración de sentimiento positivo en esta fase. Por eso, más que hablar de un foco estructural de insatisfacción, aquí parece más razonable interpretar los aspectos negativos como incidencias puntuales dentro de un momento de la experiencia que satisface a los usuarios.

A partir de la ilustración 8, relativa a la fase de trayecto o consumo del servicio principal, puede extraerse que buena parte de la valoración positiva de este momento depende del papel del conductor. La amabilidad, la profesionalidad y la sensación de seguridad durante la conducción aparecen como factores especialmente relevantes, a los que se suman otros elementos como la rapidez o la percepción de que el viaje se completa en un tiempo razonable. Además, esta fase está bien valorada porque el trayecto se desarrolle de forma cómoda, segura. Ahora bien, en este caso la proporción de reseñas negativas no es tan reducida (ilustración 6) como ocurría en la fase anterior, por lo que no conviene restarle importancia. Aquí la insatisfacción parece asociarse sobre todo a equivocaciones durante el recorrido y a tardanzas excesivas en completar el viaje. Esto sugiere que, incluso en una fase valorada positivamente, la experiencia se deteriora cuando el usuario percibe que el trayecto no se está realizando de forma eficiente. Al tratarse en muchos casos de errores humanos en la navegación o de condicionantes externos, como el tráfico, se trata de una parte del *customer journey* donde la capacidad de control de la plataforma es más limitada, lo que hace más difícil corregir por completo estas fuentes de fricción.

En la fase de espera y recogida, la ilustración 9 no muestra una diferenciación clara en las palabras más repetidas entre reseñas positivas y negativas, por lo que el elemento

verdaderamente relevante para su interpretación no está tanto en el vocabulario, sino en la distribución del sentimiento. En este caso, el porcentaje de *reviews* negativas es muy superior al de las positivas (ilustración 6), y además esta fase es la que acumula un menor volumen total de reseñas (ilustración 3). Precisamente por eso, el peso del sentimiento negativo resulta todavía más significativo, ya que indica que, cuando el usuario menciona este momento del *customer journey*, lo hace con bastante frecuencia para reflejar una experiencia insatisfactoria. A partir de ello, puede afirmarse que uno de los principales focos de fricción dentro de la experiencia con Uber se concentra en el tiempo que transcurre hasta la recogida y en los desajustes entre la ubicación real del cliente y el punto en el que se produce el encuentro con el conductor. En otras palabras, esta fase parece deteriorarse cuando el usuario percibe que la espera es excesiva o que la recogida no se realiza de forma precisa, generando insatisfacción del cliente y, por ende, una peor experiencia del cliente.

Por último, en la fase de reserva y asignación del conductor vuelve a apreciarse un patrón claramente desfavorable en términos de sentimiento. La ilustración 6 muestra que el peso de las reseñas negativas es muy superior al de las positivas, en una línea parecida a lo que ocurría en la fase de espera y recogida. A su vez, la nube de palabras (ilustración 10) no presenta una diferenciación especialmente marcada entre ambos grupos, ya que buena parte del vocabulario se repite en los dos casos. Aun así, sí aparecen algunos términos que permiten orientar la interpretación de esta etapa con algo más de precisión. En este sentido, los elementos que parecen perjudicar en mayor medida la satisfacción del cliente son, sobre todo, el tiempo que transcurre hasta que se asigna un conductor y las cancelaciones que se producen una vez iniciado ese proceso. Es decir, el problema no parece estar tanto en el acto de reservar en sí, sino en la falta de inmediatez y de estabilidad con la que esa reserva se convierte en un servicio efectivamente confirmado. Desde la perspectiva del usuario, esta fase pierde valor cuando la solicitud no se traduce con rapidez en una asignación clara o cuando el trayecto, aun habiendo sido aparentemente aceptado, vuelve a quedar en el aire por la cancelación del conductor.

6. CONCLUSIONES

A lo largo de este trabajo se ha intentado analizar qué factores influyen en la experiencia del cliente en Uber y cómo esos factores se relacionan con la satisfacción, la fidelidad y la preferencia por la plataforma. La principal idea que se desprende del estudio es que Uber mantiene una valoración global claramente positiva, pero esa percepción favorable no se reparte de forma homogénea a lo largo de todo el recorrido del cliente. La experiencia no se construye en un único momento ni depende solo del resultado final del trayecto, sino que se va formando en una secuencia de interacciones donde conviven la aplicación, la lógica de plataforma y la prestación física del servicio. En ese sentido, el análisis confirma bastante bien la utilidad del enfoque de *customer journey* para estudiar empresas digitales como Uber, ya que permite detectar no solo si el usuario queda satisfecho, sino dónde se origina esa satisfacción y dónde aparecen las principales brechas.

La parte teórica ya apuntaba a que, en entornos digitales, la satisfacción del cliente depende de varios puntos de contacto y de una experiencia más amplia que la compra o el consumo en sentido estricto. Los resultados empíricos refuerzan esa idea. Uber no es percibida solo como una empresa que transporta personas de un sitio a otro, sino como una plataforma que organiza una experiencia completa. Por eso, la app, la facilidad de uso, la claridad del proceso y la sensación de control tienen un peso real en la valoración del usuario. Al mismo tiempo, el estudio también confirma que la plataforma genera valor porque reduce incertidumbre, pero esa reducción no es igual de sólida en todas las fases del recorrido. Cuando la tecnología funciona bien, la experiencia gana fluidez; cuando falla la coordinación entre la solicitud y la prestación efectiva del servicio, la percepción del cliente se deteriora con rapidez.

Uno de los hallazgos más claros es que los momentos que más contribuyen a una experiencia positiva son la apertura de la app y búsqueda del trayecto y el trayecto o consumo del servicio principal. En la primera fase, los usuarios valoran sobre todo la utilidad de la aplicación, la rapidez de la interfaz y la sensación de seguridad y fiabilidad que transmite desde el inicio. Esto sugiere que Uber ha conseguido consolidar una parte importante de su propuesta de valor precisamente en el acceso al servicio. En la fase del trayecto, en cambio, la satisfacción parece apoyarse más en factores humanos y operativos, especialmente el comportamiento del conductor, la profesionalidad, el trato

recibido, la comodidad y la percepción de seguridad durante el viaje. En otras palabras, la experiencia positiva se construye combinando un buen entorno digital con una ejecución física satisfactoria del servicio.

Frente a ello, los principales focos de fricción se concentran en reserva y asignación del conductor y en espera y recogida. El problema más repetido no parece estar en la idea de reservar un viaje, sino en la falta de inmediatez, en la espera hasta la asignación y en las cancelaciones una vez iniciada la solicitud. Del mismo modo, en la fase de espera y recogida, la insatisfacción se asocia a tiempos excesivos y a desajustes entre la ubicación real del cliente y el punto en que finalmente se produce el encuentro con el conductor. Esto resulta especialmente relevante porque muestra que la experiencia del cliente en Uber se vuelve más vulnerable justo en el momento en que la promesa del servicio todavía no se ha materializado del todo. El usuario ya ha tomado la decisión de compra, pero aún no ha empezado a recibir el servicio de manera efectiva, y es ahí donde la frustración parece crecer con más facilidad.

Estas conclusiones también permiten volver sobre la relación entre satisfacción y fidelidad tratada en el marco teórico. El estudio sugiere que una valoración positiva general no equivale automáticamente a una lealtad estable. Uber obtiene muchas reseñas positivas y una fuerte concentración de puntuaciones altas, pero eso no elimina la existencia de puntos concretos de fricción capaces de afectar la experiencia global. En un mercado con bajos costes de cambio, donde el usuario puede pasar a otra plataforma con bastante facilidad, la fidelidad no depende solo de haber resuelto bien el trayecto, sino de ofrecer una experiencia suficientemente consistente en todas sus fases. Esto quiere decir que la satisfacción puntual puede sostener el uso de la plataforma, pero la preferencia duradera exige reducir las fricciones que aparecen antes del inicio efectivo del viaje. Desde ahí, parece razonable pensar que la lealtad en Uber depende menos de grandes atributos diferenciales y más de la capacidad de evitar fallos repetidos en momentos muy sensibles del recorrido.

Otra conclusión relevante es que las reseñas online sí funcionan como una fuente útil de conocimiento para la empresa, aunque deban interpretarse con prudencia. Su valor no está solo en indicar si el cliente ha quedado contento o no, sino en revelar qué parte de la experiencia activa esa valoración. Esto encaja con la idea de que las *reviews* son un activo informacional para las plataformas digitales, ya que permiten detectar momentos problemáticos del *customer journey* y observar qué atributos pesan más en la percepción

del usuario. Al mismo tiempo, el trabajo también ha mostrado que las reseñas abiertas tienen límites. Muchas veces los usuarios que escriben son quienes han tenido experiencias muy positivas o muy negativas, y una misma opinión puede mezclar elementos distintos del servicio. Aun así, cuando se combinan el análisis de sentimiento con una lectura temática por fases, las *reviews* permiten obtener una imagen bastante útil de la experiencia del cliente.

En conjunto, este trabajo permite sostener que la experiencia del cliente en Uber se apoya en una doble base. Por un lado, una infraestructura digital que debe ser útil, clara y fiable. Por otro, una ejecución operativa que depende de la coordinación entre plataforma y conductor. Los resultados muestran que Uber parece fuerte en la entrada al servicio y en el desarrollo del trayecto, pero más frágil en los momentos intermedios en los que el usuario espera confirmación, puntualidad y precisión. Desde una perspectiva de marketing, esto implica que mejorar la experiencia del cliente no pasa solo por reforzar la propuesta general de la marca, sino por intervenir en los puntos concretos donde la satisfacción se rompe. En definitiva, el estudio confirma que, en una plataforma de movilidad como Uber, el valor no se juega únicamente en mover al cliente, sino en cómo se organiza, se anticipa y se acompaña todo el proceso que hace posible ese movimiento.

7. ANEXO: Códigos

7.1 Análisis de sentimiento general

```
1 import pandas as pd
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 import nltk
4 from nltk.sentiment import SentimentIntensityAnalyzer
5
6 # -----
7 # 1. CARGA DEL DATASET
8 # -----
9 FILE_PATH = "Reviews Uber definitivo.xlsx"
10 SHEET_NAME = "Reviews"
11
12 df = pd.read_excel(FILE_PATH, sheet_name=SHEET_NAME)
13
14 # -----
15 # 2. LIMPIEZA BASICA
16 # -----
17 df["content"] = (
18     df["content"]
19     .fillna("")
20     .astype(str)
21     .str.replace(r"\s+", " ", regex=True)
22     .str.strip()
23 )
24
25 df["score"] = pd.to_numeric(df["score"], errors="coerce")
26
27 # Eliminar reviews vacías
28 df = df[df["content"].str.len() > 0].copy()
29
30 # -----
31 # 3. ANALISIS DE SENTIMIENTO CON VADER
32 # -----
33 nltk.download("vader_lexicon")
34 sia = SentimentIntensityAnalyzer()
35
36 df["compound"] = df["content"].apply(lambda x: sia.polarity_scores(x)["compound"])
37
38 def sentiment_label(compound_score):
39     if compound_score >= 0.05:
40         return "Positive"
41     elif compound_score <= -0.05:
42         return "Negative"
43     else:
44         return "Neutral"
45
46 df["sentiment"] = df["compound"].apply(sentiment_label)
47
```

El código comienza cargando las librerías necesarias para el análisis y el archivo Excel que contiene las reseñas definitivas y seleccionando la hoja de trabajo correspondiente. A continuación, se realiza una limpieza básica de la columna content, eliminando valores nulos, convirtiendo todo a texto y corrigiendo espacios innecesarios. También se transforma la variable score a formato numérico para que pueda utilizarse correctamente en los recuentos y en la representación gráfica. Después se aplica el análisis de

sentimiento mediante VADER (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner*), una herramienta incluida en nltk especialmente útil para textos breves como reseñas online. Para cada *review*, el modelo calcula un valor llamado *compound*, que resume la polaridad general del texto en una escala que va de -1 a 1. A partir de ese valor, se clasifica cada reseña en una de tres categorías: Positive, cuando el *compound* es igual o superior a 0,05; Negative, cuando es igual o inferior a -0,05; y Neutral en los casos intermedios.

```
48 # -----
49 # 4. DISTRIBUCION DE RATINGS
50 # -----
51 rating_distribution = (
52     df["score"]
53     .value_counts()
54     .sort_index()
55     .rename_axis("score")
56     .reset_index(name="count")
57 )
58
59 rating_distribution["percentage"] = (
60     rating_distribution["count"] / rating_distribution["count"].sum() * 100
61 ).round(2)
62
63 print("\n" + "=" * 45)
64 print("DISTRIBUCION DE RATINGS")
65 print("=" * 45)
66 print(rating_distribution)
67
68 # -----
69 # 5. DISTRIBUCION DE SENTIMIENTO
70 # -----
71 sentiment_order = ["Positive", "Neutral", "Negative"]
72
73 sentiment_distribution = (
74     df["sentiment"]
75     .value_counts()
76     .reindex(sentiment_order)
77     .rename_axis("sentiment")
78     .reset_index(name="count")
79 )
80
81 sentiment_distribution["percentage"] = (
82     sentiment_distribution["count"] / sentiment_distribution["count"].sum() * 100
83 ).round(2)
84
85 print("\n" + "=" * 45)
86 print("DISTRIBUCION DE SENTIMIENTO")
87 print("=" * 45)
88 print(sentiment_distribution)
89
```

Una vez clasificado el sentimiento, el código calcula la distribución de ratings mediante `value_counts()`, que cuenta cuántas reseñas hay en cada nivel de puntuación, y posteriormente obtiene el porcentaje que representa cada una sobre el total. El mismo procedimiento se repite para la distribución de sentimiento, lo que permite observar el peso relativo de las reseñas positivas, neutras y negativas dentro del corpus. Ambas tablas se imprimen en consola porque sirven como base descriptiva inicial del apartado.

```

# -----
# 6. GRAFICA: SENTIMENT DISTRIBUTION BY RATING
# -----
rating_sentiment_counts = pd.crosstab(df["score"], df["sentiment"])
rating_sentiment_counts = rating_sentiment_counts.reindex(
    columns=sentiment_order,
    fill_value=0
)

ax = rating_sentiment_counts.plot(
    kind="bar",
    stacked=True,
    figsize=(10, 6)
)

ax.set_title("Sentiment Distribution by Rating")
ax.set_xlabel("Rating")
ax.set_ylabel("Number of Reviews")
plt.xticks(rotation=0)
plt.tight_layout()
plt.show()

```

Por último, se construye la gráfica “Sentiment Distribution by Rating”. Para ello se utiliza `pd.crosstab()`, que cruza la variable `score` con la variable `sentiment` y genera una tabla de frecuencias conjuntas. Esa tabla se representa después con un gráfico de barras apiladas (`stacked=True`), de modo que cada barra muestra cuántas reseñas de cada nivel de rating se clasifican como positivas, neutras o negativas.

7.2 Identificación de los principales temas de experiencia

El código para esta parte del análisis comienza exactamente igual que el del apartado anterior. Además, se crea una versión en minúsculas del texto (`content_clean`) con el fin de facilitar la búsqueda de palabras clave sin que afecten las diferencias entre mayúsculas y minúsculas. A continuación, se aplica un análisis de sentimiento general mediante VADER, igual que en el apartado anterior.

La parte central del código consiste en la definición de un diccionario de palabras clave para cada una de las siete fases del *customer journey* de Uber. A cada fase se le asocia un conjunto de términos y expresiones que, teóricamente, remiten a ese momento concreto de la experiencia. Por ejemplo, la fase “Apertura de la app y búsqueda del trayecto” incluye palabras como `app`, `login`, `gps` o `destination`, mientras que la fase “Reserva y asignación del conductor” incorpora expresiones como `request`, `assigned`, `no driver` o

confirmation. De este modo, el texto de cada reseña puede compararse con esas listas y ser vinculado a una o varias fases del journey.

```
54 # -----
55 # 4. PALABRAS CLAVE POR FASE DEL CUSTOMER JOURNEY
56 # -----
57 journey_keywords = {
58     "Apertura de la app y búsqueda del trayecto": [
59         "app", "application", "load", "loading", "login", "log in", "sign in",
60         "account", "crash", "bug", "error", "glitch", "freeze", "map", "gps",
61         "location", "address", "destination", "pickup", "search", "good"
62     ],
63     "Evaluación de la oferta y decisión de compra": [
64         "price", "pricing", "fare", "cost", "expensive", "cheap", "surge",
65         "surge pricing", "discount", "promo", "promotion", "coupon", "estimate",
66         "estimated fare", "availability", "available", "ride options", "eta"
67     ],
68     "Reserva y asignación del conductor": [
69         "book", "booking", "reserve", "reservation", "request", "requested",
70         "accept", "accepted", "assign", "assigned", "match", "matched",
71         "driver found", "no driver", "cancelled", "cancellation", "confirm",
72         "confirmation"
73     ],
74     "Espera y recogida": [
75         "wait", "waiting", "pickup", "pick up", "late", "delay", "delayed",
76         "arrival", "arriving", "wrong location", "find me", "meeting point",
77         "missed pickup", "driver couldn't find", "driver couldn't find",
78         "driver cannot find"
79     ],
80     "Trayecto o consumo del servicio principal": [
81         "trip", "ride", "journey", "route", "driver", "driving", "rude",
82         "polite", "friendly", "behavior", "safe", "unsafe", "safety",
83         "car", "vehicle", "clean", "dirty", "comfort", "uncomfortable"
84     ],
85     "Llegada, pago y cierre del servicio": [
86         "drop off", "dropoff", "arrived", "end trip", "finish trip", "payment",
87         "pay", "paid", "card", "cash", "charged", "overcharged", "double charge",
88         "billing", "refund", "receipt", "fee", "final fare"
89     ],
90     "Evaluación post-servicio": [
91         "support", "customer service", "help", "complaint", "report", "reported",
92         "issue", "problem", "response", "replied", "solved", "unresolved",
93         "satisfied", "disappointed", "never again", "use again", "recommend",
94         "uninstall"
95     ]
96 }
97
```

```

98 # -----
99 # 5. FUNCIONES DE BÚSQUEDA
100 # -----
101 def build_regex_for_keyword(keyword):
102     escaped = re.escape(keyword.lower())
103     escaped = escaped.replace(r"\ ", r"\s+")
104     return re.compile(fr"(?<\w){escaped}(?\w)", flags=re.IGNORECASE)
105
106 compiled_keywords = {
107     stage: [build_regex_for_keyword(k) for k in keywords]
108     for stage, keywords in journey_keywords.items()
109 }
110
111 def has_stage_match(text, patterns):
112     return any(pattern.search(text) for pattern in patterns)
113
114 # -----
115 # 6. ASIGNACION DE REVIEWS A CADA FASE
116 # -----
117 for stage, patterns in compiled_keywords.items():
118     df[stage] = df["content_clean"].apply(lambda x: has_stage_match(x, patterns))
119
120 # Número de fases detectadas por review
121 journey_stages = list(journey_keywords.keys())
122 df["n_fases_detectadas"] = df[journey_stages].sum(axis=1)
123
124 # Reviews con al menos una fase detectada
125 reviews_detected = (df["n_fases_detectadas"] > 0).sum()
126 percentage_detected = round((reviews_detected / len(df)) * 100, 2)
127
128 print("\n" + "=" * 70)
129 print(f"Número total de reviews: {len(df):,}")
130 print(f"Reviews con al menos una fase detectada: {reviews_detected:,}")
131 print(f"Porcentaje con al menos una fase detectada: {percentage_detected:.2f}%")
132

```

Para realizar esa comparación se utiliza una búsqueda mediante expresiones regulares. La función `build_regex_for_keyword()` transforma cada palabra clave en un patrón de búsqueda que permite detectar tanto palabras individuales como expresiones compuestas, como por ejemplo `surge pricing` o `customer service`. Después, la función `has_stage_match()` comprueba si una reseña contiene al menos una coincidencia con las palabras asociadas a una determinada fase. El resultado es una clasificación temática donde cada review puede quedar asignada a una o varias etapas del *customer journey*, lo cual resulta coherente con la lógica real del servicio, ya que un mismo comentario puede mencionar, por ejemplo, tanto problemas de espera como incidencias de pago. El último paso es imprimir en pantalla las gráficas y tablas mostradas en el apartado 4.3.

7.3 Relación entre temas, sentimiento y valoración del usuario

Para explicar el código utilizado para obtener las nubes de palabras del apartado 4.4, nos centraremos en el código de una sola nube de palabras, ya que el resto se trataría de replicar el mismo código para las demás fases. Utilizaremos la fase de Apertura y búsqueda del trayecto como referencia.

Una vez más, el código para esta parte del análisis comienza exactamente igual que el del primer apartado. A continuación, se aplica un análisis de sentimiento general mediante VADER, igual que en el apartado anterior. Sin embargo, se seleccionan las *reviews* de una forma más estricta, seleccionando las que presentan un sentimiento positivo y, además, tienen una puntuación igual o superior a 4 estrellas. Así construimos la nube con textos claramente asociados a satisfacción. A continuación, definimos la lista de palabras clave asociadas a la fase concreta del *customer journey*.

```
109 # -----
110 # 7. PREPARAR EL TEXTO
111 # -----
112 texts = remove_stage_keywords(subset["content"].tolist(), stage_keywords)
113
114 english_stopwords = set(stopwords.words("english"))
115 custom_stopwords = {
116     "uber", "im", "ive", "dont", "didnt", "cant", "couldnt", "wouldnt",
117     "get", "got", "go", "going", "one", "also", "really", "still",
118     "use", "used", "using", "like", "even", "much", "back"
119 }
120 all_stopwords = english_stopwords.union(custom_stopwords)
121
122 text_for_cloud = " ".join([t for t in texts if t.strip()])
123
124 # -----
125 # 8. GENERAR LA NUBE DE PALABRAS
126 # -----
127 wordcloud = WordCloud(
128     width=1400,
129     height=700,
130     background_color="white",
131     stopwords=all_stopwords,
132     collocations=False
133 ).generate(text_for_cloud)
134
135 plt.figure(figsize=(14, 7))
136 plt.imshow(wordcloud, interpolation="bilinear")
137 plt.axis("off")
138 plt.title("Positive Word Cloud - Apertura de la app y búsqueda del trayecto")
139 plt.tight_layout()
140 plt.show()
```

La función `preprocess_for_wordcloud()` elimina enlaces, signos de puntuación y caracteres no alfabéticos, mientras que la función `remove_stage_keywords()` elimina del texto las propias palabras clave que sirvieron para definir la fase. Este paso es especialmente importante, porque evita que la nube se llene de términos obvios como *app*, *login* o *gps*, y permite que aparezcan con más claridad los drivers concretos. Además, `stopwords.words("english")` lo usamos para eliminar palabras vacías frecuentes que no aportan significado analítico. Por último, el texto de todas las reseñas seleccionadas se une en un único bloque y se genera la nube de palabras con la librería `WordCloud`.

Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa en Trabajos Fin de Grado

ADVERTENCIA: Desde la Universidad consideramos que ChatGPT u otras herramientas similares son herramientas muy útiles en la vida académica, aunque su uso queda siempre bajo la responsabilidad del alumno, puesto que las respuestas que proporciona pueden no ser veraces. En este sentido, NO está permitido su uso en la elaboración del Trabajo fin de Grado para generar código porque estas herramientas no son fiables en esa tarea. Aunque el código funcione, no hay garantías de que metodológicamente sea correcto, y es altamente probable que no lo sea.

Por la presente, yo, Nicolás Guevara, estudiante de E3 - Analytics de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado "Análisis de la experiencia del cliente en Uber: un estudio a partir de reseñas online y análisis de sentimiento", declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares de IAG de código sólo en el contexto de las actividades descritas a continuación:

1. **Brainstorming de ideas de investigación:** Utilizado para idear y esbozar posibles áreas de investigación.
2. **Referencias:** Usado conjuntamente con otras herramientas, como Science, para identificar referencias preliminares que luego he contrastado y validado.
3. **Metodólogo:** Para descubrir métodos aplicables a problemas específicos de investigación.
4. **Interpretador de código:** Para realizar análisis de datos preliminares.
5. **Constructor de plantillas:** Para diseñar formatos específicos para secciones del trabajo.
6. **Corrector de estilo literario y de lenguaje:** Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.
7. **Generador previo de diagramas de flujo y contenido:** Para esbozar diagramas iniciales.
8. **Sintetizador y divulgador de libros complicados:** Para resumir y comprender literatura compleja.
9. **Generador de datos sintéticos de prueba:** Para la creación de conjuntos de datos ficticios.

10. **Revisor:** Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes niveles de exigencia.
11. **Traductor:** Para traducir textos de un lenguaje a otro.

Afirmo que toda la información y contenido presentados en este trabajo son producto de mi investigación y esfuerzo individual, excepto donde se ha indicado lo contrario y se han dado los créditos correspondientes (he incluido las referencias adecuadas en el TFG y he explicitado para que se ha usado ChatGPT u otras herramientas similares). Soy consciente de las implicaciones académicas y éticas de presentar un trabajo no original y acepto las consecuencias de cualquier violación a esta declaración.

Fecha: 19/04/2026

Firma: Nicolás Guevara Sada

8. BIBLIOGRAFÍA

Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. (2016). Understanding customer experience throughout the customer journey. *Journal of Marketing*, 80(6), 69–96.

https://pure.rug.nl/ws/files/81733365/Understanding_Customer_Experience_Throughout_the_Customer_Journey.pdf

Oliver, R. L. (1999). Whence consumer loyalty? *Journal of Marketing*, 63(Special Issue), 33–44. https://slunik.slu.se/kursfiler/SH0123/10292.1415/DW_2.pdf

Li, Y. (2016). Empirical study of influential factors of online customers' repurchase intention. *iBusiness*, 8, 48-60.

<https://www.scirp.org/journal/paperinformation?paperid=70523>

Verhoef, P. C., Lemon, K. N., Parasuraman, A., Roggeveen, A., Tsiros, M., & Schlesinger, L. A. (2009). Customer experience creation: Determinants, dynamics and management strategies. *Journal of Retailing*, 85(1), 31–41.

https://www.researchgate.net/publication/222655023_Customer_Experience_Creation_Determinants_Dynamics_and_Management_Strategies

Parasuraman, A., Zeithaml, V. A., & Malhotra, A. (2005). E-S-QUAL: A multiple-item scale for assessing electronic service quality. *Journal of Service Research*, 7(3), 213–233.

https://www.researchgate.net/publication/258158801_E-S-Qual_A_Multiple-Item_Scale_for_Assessing_Electronic_Service_Quality

Anderson, R. E., & Srinivasan, S. S. (2003). E-satisfaction and e-loyalty: A contingency framework. *Psychology & Marketing*, 20(2), 123–138.

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1002/mar.10063>

Alzate, M., Arce-Urriza, M., & Cebollada, J. (2022). Mining the text of online consumer reviews to analyze brand image and brand positioning. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 67, 102989.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969698922000820>

Min, S., So, K. K. F., & Jeong, M. (2018). Consumer adoption of the Uber mobile application: Insights from diffusion of innovation theory and technology acceptance model. *Journal of Travel & Tourism Marketing*. Advance online publication.

https://www.researchgate.net/publication/326847397_Consumer_Adoption_of_the_Uber_Mobile_Application_Insights_from_Diffusion_of_Innovation_Theory_and_Technology_Acceptance_Model

Uber Technologies, Inc. (2026). *Annual report 2025 (Form 10-K)*. Recuperado de:

https://www.sec.gov/Archives/edgar/data/1543151/000155278126000148/e26089_uber-ars.pdf

Kanchana1990. (2024). *Uber Customer Reviews Dataset 2024* [Set de datos]. Kaggle.

<https://www.kaggle.com/datasets/kanchana1990/uber-customer-reviews-dataset-2024?resource=download>